

УДК 004.032.26

**Ігор Коноваленко, к.т.н, доц., Павло Марущак, д.т.н., проф., Любомир Мосій**  
Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, Україна

### **СЕМАНТИЧНА СЕГМЕНТАЦІЯ ЗОБРАЖЕНЬ ПОВЕРХОНЬ, ПОШКОДЖЕНИХ ПІТИНГОВОЮ КОРОЗІЄЮ, ЗА ДОПОМОГОЮ ЗГОРТКОВОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ**

Розроблено та апробовано глибоку згорткову нейронну мережу для виявлення пітингів на зображенні поверхні. Досліджено фото зразків поверхні сталей 17Г1С-У та 20, отримані за допомогою електронного мікроскопа.

Ключові слова: семантична сегментація, згорткова нейронна мережа, пітингова корозія, виявлення пітингів.

### **Ihor Konovalenko, Pavlo Maruschak, Lyubomyr Mosiy** **SEMANTIC SEGMENTATION OF IMAGES OF SURFACE DAMAGED BY** **PITTING CORROSION WITH A CONVOLUTIONAL NEWRAL NETWORK**

Deep convolutional neural network has been developed and tested for revealing of pittings in the image of surface. The photos of specimens of the surface of 17G1S-U and 20 steels obtained by an SEM were investigated.

Keywords: semantic segmentation, convolutional newral network, pitting corrosion, pittings detection.

#### **Вступ**

Корозійно-небезпечні групи бактерій, що входять до біоплівки, утворених на поверхні підземних споруд, зокрема стінках нафто-та газопроводів, можуть спричинити виникнення локалізованих мікрodefektів. Тому важливим є розроблення автоматизованих методів лабораторного аналізу пошкоджених поверхонь з метою співставлення біокорозійної активності ґрунтів та кількісного оцінювання параметрів defektів трубних сталей. В даній статті аналізували поверхні з біокорозійними defekтами, які утворилися на трубних сталях 17Г1С-У та 20.

На рис. 1 подано зображення поверхонь, пошкоджених пітингами. Зображення отримані за допомогою електронного мікроскопа РЕМ-106И.

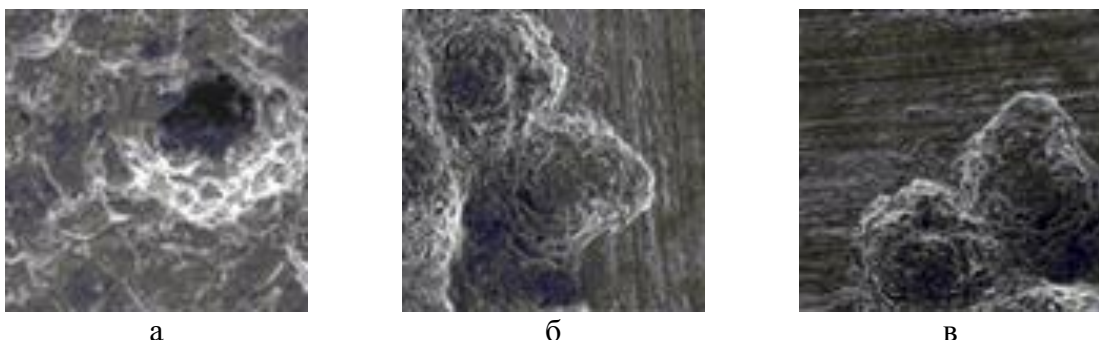


Рис. 1. Зображення фрагментів поверхні, пошкодженої пітинговою корозією

Всю поверхню, представлену зображеннями, розділили на два класи: "фон" (непошкоджена поверхня) та "пітинг" (пошкоджена поверхня). У роботі розглянуто завдання сегментації подібних зображень таким чином, щоб кожен піксель було

віднесено до одного з цих класів. Це дозволить проводити автоматизоване дослідження стану поверхні та робити висновки про можливість її подальшої експлуатації.

### **Сегментація зображень за допомогою нейромережі**

Для сегментації зон зображення, які відповідають пітингам, класичні методи сегментації застосовувати незручно, оскільки вони передбачають ручне виявлення, розробку та прописування правил для віднесення пікселя до того чи іншого класу [1]. Разом з цим, розвиток теорії та практики застосування глибоких нейронних мереж протягом останнього десятиліття значно спростив завдання реалізації семантичної сегментації [2]. Нами розроблено та апробовано ряд згорткових нейронних мереж для виконання сегментації зображень поверхонь, пошкоджених пітинговою корозією.

Навчальною вибіркою для нейронної мережі були зображення, отримані при дослідженні поверхні зразків сталей 17Г1С-У та 20. Зображення були розбиті на фрагменти розміром 96×96 пікселів та розмічені вручну експертом (рис. 2).

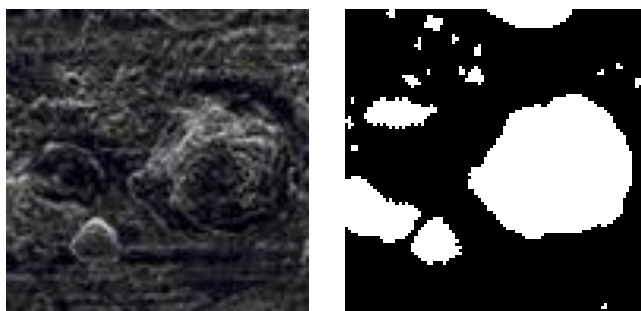


Рис. 2. Одне з навчальних зображень та його розмітка (білі пікселі – пітинг, чорні – фон)

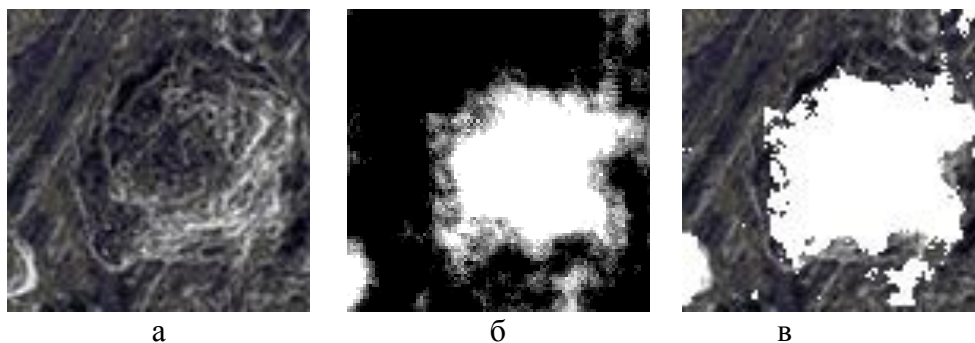


Рис. 3. Одне із тестових зображень (а), візуалізація результатів вихідного шару нейромережі (б) та результат сегментації після порогування значень, отриманих нейромережею (в)

Для сегментації було розроблено нейронну мережу, яка складалася з 4 згорткових шарів та шести повнозв'язних шарів. Її реалізовано за допомогою мови програмування Python та бібліотек Keras і Tensorflow. Після кожного згорткового шару проводили макс-пулінг та пакетну нормалізацію. Макс-пулінг дозволив розглядати зображення на різних масштабних рівнях, а пакетна нормалізація забезпечила кращу точність отриманої моделі. На вхід кожного наступного згорткового шару подавали вихід попереднього пулінгу.

Після кожної пари операцій згортання + пулінг проводили також згладжування отриманого результату. Виходи нейронів з кожного згладженого шару подавали на спільний узагальнюючий повнозв'язний шар, безпосередньо зв'язаний з вихідним шаром, що представляв пікселі зображення. Нейрони вихідного шару видають значення в діапазоні [0,1], яке показує ступінь "впевненості", з якою нейромережа класифікує

відповідний піксель. При цьому 0 відповідає класу "фон", а 1 – класу "пітинг". На рис. 3б показано графічне подання результатів вихідного шару для одного з тестових зображень.

### Навчання нейромережі

Як функцію активації вихідного шару використано Hard Sigmoid, що забезпечило вищу швидкість навчання порівняно зі звичайною сигмоїдною функцією. Для навчання використано оптимізатор RMS. Як функцію втрат використали середню квадратичну похибку (MSE). Навчання проводили протягом 220 епох: після цього функція втрат для валідаційної вибірки вже не спадала (рис. 4).

Оскільки значення нейронів вихідного шару можуть приймати будь-яке значення в діапазоні  $[0, 1]$ , то на результат сегментації впливає також межа порогоування, використана для прийняття рішення про розподіл пікселів на два класи. На рис. 5 показано зміну метрик точності recall, accuracy та precision при зміні межі порогоування. Виявлено, що кращі результати досягаються при значення цієї межі  $\sim 0,5$ .

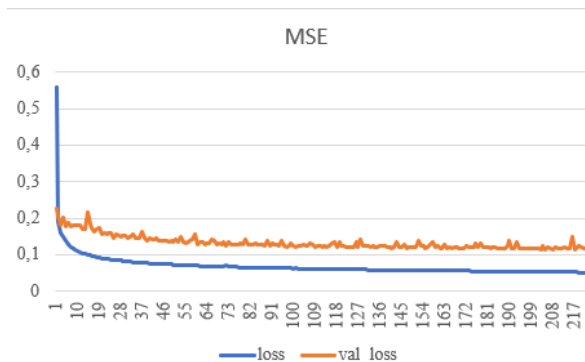


Рис. 4. Зміна значення функції втрат при навчанні

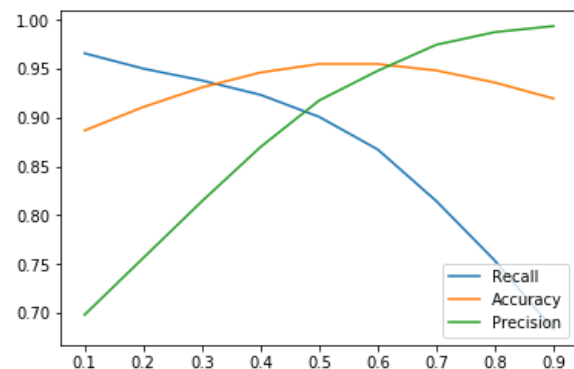


Рис. 5. Метрики точності: recall, accuracy та precision при зміні межі порогоування результатів вихідного шару нейромережі

### Висновки

Розроблена модель нейронної мережі дозволяє проводити швидку діагностику зображень поверхні, подібної за морфологічною структурою до досліджених поверхонь сталей 17Г1С-У та 20 та виявляти на ній пітингові пошкодження. Шляхом апробації нейромережі було вибрано оптимальні з точки зору швидкодії та точності гіперпараметри моделі та параметри її застосування. Пропоновані підходи є одним з засобів контролю кінетики біокорозійних процесів та оцінювання впливу інгібіторів на корозійно небезпечні мікроорганізми. Нові критерії дозволять підвищити точність визначення геометрії дефектів магістральних нафто- та газопроводів та розвитку корозійної ситуації на етапі проектування підземних споруд.

### Література

1. Scott E Umbaugh. Digital Image Processing and Analysis with MATLAB and CVIPtools, Third Edition. CRC Press, 2017.
2. Jonathan Long, Evan Shelhamer, Trevor Darrell. Fully Convolutional Networks for Semantic Segmentation/ 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). DOI: 10.1109/CVPR.2015.7298965